

Картирование многолетних изменений лесного покрова по мультиспектральным данным спутникового дистанционного зондирования

А. А. Басманов^{1✉}, М. И. Богачев¹, А. А. Григорьев²,
Ю. В. Шалаумова², Н. А. Обухова¹, Г. И. Ложкин^{3,4}, Д. В. Тишин³

¹Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет "ЛЭТИ"
им. В. И. Ульянова (Ленина), Санкт-Петербург, Россия

²Институт экологии растений и животных Уральского отделения
Российской академии наук, Екатеринбург, Россия

³Казанский (Приволжский) федеральный университет, Казань, Россия

⁴Институт географии Российской академии наук, Москва, Россия

✉ alex.basmanov00@gmail.com

Аннотация

Введение. Смещение границ обитания древесных видов растений является одним из наблюдаемых в континентальных масштабах последствием климатических изменений. Картирование этих смещений и их количественная оценка востребованы для оценивания углеродного баланса. На примере горной экосистемы Приполярного Урала рассматривается способ картирования многолетних изменений лесного покрова, который позволяет оценивать это смещение. Рассматриваются этапы предварительной селекции и обработки спутниковых мультиспектральных данных дистанционного зондирования Landsat на стороне серверов Google Earth Engine. Приводятся результаты картирования многолетних изменений лесного покрова и количественная оценка общей площади продвижения леса.

Цель работы. Картирование многолетних изменений лесного покрова и их количественная оценка по спутниковым мультиспектральным данным дистанционного зондирования и экспертным оценкам границ экологических зон в горах Приполярного Урала (на примере хребта Сабля).

Материалы и методы. Используются очищенные от облаков мультиспектральные изображения спутников Landsat 4–9 отражения верхней части атмосферы, которые прошли относительную радиометрическую коррекцию, и отражения поверхности; экспертные оценки границ экологических зон; регрессионный анализ.

Результаты. Количественная оценка общей площади продвижения леса с 1960 по 2024 гг. на основе временного ряда решающей статистики с 1987 по 2024 гг. составляет 4.82 км². В период с 1970 по 1995 гг. зафиксировано ускорение продвижения леса.

Заключение. Рассматриваемый способ позволяет картировать и количественно оценивать многолетние изменения лесного покрова. Полученная количественная оценка согласуется с экспертной оценкой. Зафиксированный период ускоренного продвижения леса совпадает с периодом глобальных температурных изменений.

Ключевые слова: дистанционное зондирование, мультиспектральные данные, верхняя граница леса, горные экосистемы

Для цитирования: Картирование многолетних изменений лесного покрова по мультиспектральным данным спутникового дистанционного зондирования / А. А. Басманов, М. И. Богачев, А. А. Григорьев, Ю. В. Шалаумова, Н. А. Обухова, Г. И. Ложкин, Д. В. Тишин // Изв. вузов России. Радиоэлектроника. 2025. Т. 28, № 5. С. 16–27.
doi: 10.32603/1993-8985-2025-28-5-16-27

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Источник финансирования. Работа выполнена при финансовой поддержке Государственного задания Минобрнауки РФ, проект FSEE-2025-0006.

Статья поступила в редакцию 06.04.2025; принята к публикации после рецензирования 12.07.2025; опубликована онлайн 28.11.2025

Mapping Long-Term Changes in Forest Cover Using Multispectral Satellite Remote Sensing Data

Alexander A. Basmanov¹✉, Mikhail I. Bogachev¹,
Andrey A. Grigoriev², Yulia V. Shalaumova²,
Nataliia A. Obukhova¹, Gregory I. Lozhkin^{3,4}, Denis V. Tishin³

¹Saint Petersburg Electrotechnical University, St Petersburg, Russia

²Institute of Plant and Animal Ecology
of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences, Ekaterinburg, Russia

³Kazan (Volga region) Federal University, Kazan, Russia

⁴Institute of Geography, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

✉ alex.basmanov00@gmail.com

Abstract

Introduction. Shifts in the habitat ranges of tree species are among the continental-scale consequences of climate change. Mapping these shifts and their quantitative estimation are essential for evaluating the carbon balance. In this work, a method for mapping long-term changes in forest cover, thus permitting evaluation of treeline shifts, is demonstrated on the example of the mountain ecosystem of the Subpolar Urals. The stages of preliminary selection and processing of Landsat multispectral remote sensing data from the Google Earth Engine platform are described. The results of mapping long-term changes in forest cover and quantitative estimation of the total area of treeline transition are presented.

Aim. Mapping of long-term changes in forest cover and their quantitative estimation using Landsat multispectral remote sensing data and expert assessments of ecological zone boundaries in the mountains of the Subpolar Urals (on the example of the Sablya Ridge).

Materials and methods. Cloud-free multispectral images from Landsat satellites 4–9 of top-of-atmosphere reflectance, which underwent relative radiometric correction, as well as surface reflectance data, were used. Expert assessments of ecological zone boundaries were obtained, and regression analysis was used.

Results. Based on the statistical time series analysis for the period from 1987 to 2024, the total area of treeline transition from 1960 to 2024 was established to be 4.82 km². An acceleration of treeline transition from 1970 to 1995 was recorded.

Conclusion. The described method allows long-term spatial dynamics of treeline shifts to be mapped and quantitatively estimated. The obtained estimates agree well with those obtained by expert assessment. The recorded period of accelerated treeline transition coincides with that of global temperature changes.

Keywords: remote sensing, multispectral data, treeline, mountain ecosystems

For citation: Basmanov A. A., Bogachev M. I., Grigoriev A. A., Shalaumova Yu. V., Obukhova N. A., Lozhkin G. I., Tishin D. V. Mapping Long-Term Changes in Forest Cover Using Multispectral Satellite Remote Sensing Data. Journal of the Russian Universities. Radioelectronics. 2025, vol. 28, no. 5, pp. 16–27.

doi: 10.32603/1993-8985-2025-28-5-16-27

Conflict of interest. The authors declare no conflicts of interest.

Source of funding. The work was carried out with financial support of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation in the framework of assignment FSEE-2025-0006.

Submitted 06.04.2025; accepted 12.07.2025; published online 28.11.2025

Введение. Одним из последствий происходящих климатических изменений является масштабное смещение границ экологических зон [1, 2]. В северном полушарии смещается на север граница распространения вечной мерзлоты, арктические пустыни постепенно замещаются тундрой, южная граница лесотундровой

зоны постепенно зарастает лесом, смещая границы распространения лесов. С другой стороны, южная граница лесных массивов отступает под воздействием неблагоприятных для произрастания лесов природных и антропогенных факторов, включая продолжительные засухи, пожары, активизацию сельскохозяйственной

деятельности, и постепенно уступает место лесостепи. Оценка баланса между этими процессами представляет собой сложную и масштабную задачу, востребованную в том числе для оценки углеродного баланса.

В то же время горные экосистемы представляют собой локальные модели глобальных изменений. Для горных экосистем, как правило, характерно разделение поверхности на непокрытые лесом и травянистой растительностью площади (холодные гольцовые пустыни, каменистые россыпи, болота); горную тундру, характеризующуюся появлением низкорослой растительности (мхов, лишайников, травянистых растений, небольших кустарников, редких деревьев); покрытые лесом площади (сомкнутые лесные массивы) [3]. Три приведенные основные зоны также испытывают смещение под воздействием климатических факторов. Так, например, горные тундры постепенно покрываются древесной растительностью, что является процессом, схожим со смещением южной континентальной границы лесотундровой зоны на север [4]. На примере горных экосистем можно в локальных масштабах исследовать процессы, схожие с процессами континентальных масштабов, но при этом ограничиваясь небольшими зонами анализа, где несколько экологических зон могут сменяться на протяжении сотен метров, в отличие от сотен и тысяч километров на равнинной местности [3]. Это дает возможность отрабатывать различные методы, связанные с автоматизированным анализом и интерпретацией многолетних данных дистанционного зондирования Земли в масштабах, позволяющих осуществлять их ручную отладку, контроль и сопоставление результатов с экспертными оценками и данными локальных наземных наблюдений.

В современных условиях для анализа многолетних изменений лесного покрова доступны данные дистанционного зондирования из различных источников, среди которых наибольший интерес представляют мультиспектральные данные Landsat с учетом глобальности и непрерывности их пространственного и временного покрытия [5]. При этом благодаря современным облачным вычислительным инструментам и платформам возможно обрабатывать большие

объемы данных дистанционного зондирования без таких затруднений, как необходимость хранения исходных данных и управления базой данных, потребность в вычислительном оборудовании и в организации его работы [6]. Это позволяет перейти от сравнения пар мультиспектральных изображений к автоматизированному анализу временных рядов, которые несут больше информации [7–9], в том числе о динамике границ экологических зон.

Определение границы, которая разделяет непокрытые лесом и травянистой растительностью площади и горную тундру, может быть реализовано посредством сравнения с порогом одного или нескольких вегетативных индексов, рассчитанных на основе значений яркости различных спектральных полос. Однако разделение горной тундры и лесопокрытых площадей является более сложной и субъективной задачей, решение которой требует более комплексных подходов и опоры на экспертные оценки.

Материалы и методы. В качестве исходных данных использовались данные Landsat и экспертные оценки границ экологических зон, полученные в отдельные годы проведения экспедиций и на основе анализа аэрофотоснимков и спутниковых изображений. Для анализа были выбраны мультиспектральные изображения спутников Landsat 4–9 второй коллекции [10] за июль и август, которые доступны для области анализа с 1984 г. Область анализа представляет собой квадратную площадь со стороной 30 км и центром в точке области: 64.82° с. ш., 59.05° в. д. Она охватывает хребет Сабля и гору Сундук, расположенные в западной части Приполярного Урала. Эта область отличается выраженным альпийским рельефом (нетипичным для Урала) и является первым меридиональным хребтом на пути западных воздушных масс. Район полностью находится в заповедной зоне нацпарка "Югыд ва", где отсутствует какая-либо хозяйственная деятельность человека. Климат здесь резко континентальный: зима длится 6–7 месяцев и очень холодная, многоснежная, лето – короткое (около 2 месяцев) и прохладное. Средняя температура января порядка –20 °С, июля – около +10...+12 °С. Осадки выпадают часто и обильно (особенно на западных наветренных склонах), при общем из-

быточном увлажнении территории. За последние десятилетия климат здесь стал более теплым и влажным, что увеличило продолжительность вегетационного периода и способствовало продвижению верхней границы леса вверх по склонам. Также для ряда операций использовалась расширенная до квадрата со стороной 90 км область анализа с центром в той же точке (далее – расширенная область).

Использовались очищенные от облаков мультиспектральные изображения уровня 1 (Tier 1 – T1) отражения верхней части атмосферы (Top of Atmosphere – TOA), которые прошли относительную радиометрическую коррекцию, и отражения поверхности (Surface Reflectance – SR). Данные T1 имеют радиальную среднеквадратичную ошибку (Radial Root Mean Square Error – RMSE) в пределах 12 м между изображениями и являются подходящими для анализа временных рядов. Все использованные мультиспектральные изображения включали синюю (Blue – B), зеленую (Green – G), красную (Red – R), ближнюю инфракрасную (Near Infrared – NIR), коротковолновые инфракрасные (Short-Wave Infrared – SWIR1 и SWIR2) и тепловизионные спектральные полосы, которые являются общими для всех датчиков спутников Landsat 4–9. Мультиспектральные изображения TOA использовались непосредственно для картирования, а мультиспектральные изображения SR – как вспомогательные на этапе относительной радиометрической коррекции и на этапе формирования обучающих меток классов. Использование изображений SR только в качестве вспомогательных данных мотивировано тем, что они имеют различия, вызванные различиями в датчиках спутников Landsat 4–9. Временные ряды на основе изображений SR от нескольких спутников Landsat неизбежно содержат тенденции в яркости спектральных полос и во всех производных от этих полос индексах из-за постепенной смены старых датчиков на более современные. При этом относительная радиометрическая коррекция, которая способна нивелировать эффект от смены датчиков, выполняется эффективнее с более базового уровня предварительной обработки, такого как TOA, чем относительная радиометрическая коррекция одного

изображения SR к другому изображению SR. Это объясняется тем, что изображения SR уже являются результатом абсолютной радиометрической коррекции, которая при дальнейшей относительной коррекции выступает лишь как источник дополнительной ошибки [11].

Обработка данных выполнялась с использованием Google Earth Engine (GEE) – облачной платформы для геопространственного анализа данных, которая использует вычислительные возможности Google и упрощает обработку больших наборов данных дистанционного зондирования [12]. На платформе GEE выполнялись все операции, которые связаны с обработкой отдельных изображений и формированием из них временных рядов: предварительная фильтрация, относительная радиометрическая коррекция, композиция. Временные ряды формировались как наборы сезонных композитов изображений TOA и SR. Композиция позволила снизить временную неоднородность количества спутниковых наблюдений и объем обрабатываемых данных на последующих этапах. Полученные временные ряды выгружались с платформы и далее обрабатывались локально посредством программного пакета MATLAB. Картирование многолетних изменений лесного покрова осуществлялось как двухклассовая классификация пикселей на относящиеся и не относящиеся к лесопокрытой площади классы с последующим временным анализом результатов классификации методом линейной регрессии.

Предварительная фильтрация. Первым шагом из данных TOA были исключены все изображения, которые более чем на четверть закрыты густыми облаками или полупрозрачной дымкой в расширенной области. Для этого к изображениям применялся алгоритм простой оценки облаков (Simple Cloud Score), который доступен на платформе GEE. Этот алгоритм вычисляет вероятность облака в процентах для каждого пикселя мультиспектрального изображения Landsat TOA с использованием спектральной яркости, температуры и нормализованного разностного индекса снега (Normalized Difference Snow Index – NDSI):

$$NDSI = \frac{G - SWIR1}{G + SWIR1}.$$

Далее удалялись те изображения, для которых верхний квартиль вероятности облака был выше 1 %. Такой отбор обусловлен тем, что дальнейшая относительная радиометрическая коррекция может выполняться с существенными ошибками для изображений с большим количеством облаков, также раннее исключение части данных позволяет быстрее выполнить необходимые расчеты и преобразования. На оставшихся изображениях маскировались дилатированные облака и их тени с использованием битовой маски QA_PIXEL.

Относительная радиометрическая коррекция. Для относительной радиометрической коррекции в качестве эталона было выбрано одно изображение SR (ID: LANDSAT/LE07/C02/T1_L2/LE07_168015_20010717), имеющее минимальное содержание облаков и максимальное пересечение с расширенной областью. Относительно выбранного эталонного изображения SR были скорректированы изображения TOA с использованием метода сопоставления псевдоинвариантных признаков (Pseudo-Invariant Feature Matching – PIF) [13]. Данный метод основан на установлении линейной зависимости между спектральной яркостью псевдоинвариантных признаков (или спектрально-стабильных объектов) на эталонном изображении и их спектральной яркостью на корректируемом изображении. Пиксели, которые соответствуют псевдоинвариантным признакам (PIF-пиксели), определялись с помощью меры сходства между спектрами Spectral Angle Mapper (SAM) [14]:

$$SAM = \cos^{-1} \frac{\sum_{i=1}^N P_i^{SR} P_i^{TOA}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (P_i^{SR})^2 \sum_{i=1}^N (P_i^{TOA})^2}},$$

где P^{SR} – пиксел эталонного изображения SR; P^{TOA} – пиксел корректируемого изображения TOA; i – спектральная полоса, варьируется от 1 до количества полос N . Отбирались пиксели, для которых SAM имел значение ниже пятого процентиля в расширенной области. Далее по отобраным PIF-пикселям методом линейной регрессии вычислялись коэффициенты преобра-

зования спектральных полос. В результате каждая спектральная полоса каждого изображения TOA была преобразована согласно коэффициентам полученных линейных регрессий.

Таким образом, относительная радиометрическая коррекция выполнялась в предположении о том, что в пересечении любого изображения TOA с эталонным изображением SR в расширенной области есть как минимум 5 % спектрально схожих пикселей, различия которых обусловлены различиями в датчиках спутников, угле падения солнечных лучей и прозрачности атмосферы, но не фенологическими различиями растительности [11].

Композиция. После очистки от облаков и относительной радиометрической коррекции изображения TOA объединялись в сезонные композиты с использованием нормализованного разностного индекса растительности (Normalized Difference Vegetation Index – NDVI):

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}.$$

В композит попадал тот пиксел, для которого NDVI соответствовал верхнему квартилю за сезон. Такой подход позволяет выбирать пиксели, которые находятся ближе к сезонному пику вегетационной активности, и исключать аномальные пиксели, высокий NDVI которых обусловлен не растительностью, а эффектами атмосферы. Это делает композиты более согласованными между собой и дополнительно подавляет остатки облаков, оставшиеся после маскировки, и прочие аномалии. Композиты изображений SR формировались как медианные изображения за сезон в период с 2019 по 2024 гг.

Экспертные оценки границ экологических зон – это данные, которые были получены в ходе экспедиционных работ и при экспертном анализе разновременных аэрофотоснимков и спутниковых изображений. На рис. 1 приведен пример таких данных, визуализированный замкнутой границей на карте и бинарной маской. Эти данные отражают определенное множество не относящихся к лесопокрытой площади пикселей на спутниковом изображении, однако множество относящихся к лесопокрытой площади пикселей остается неопределенным. Из-за существенных теней, отбрасываемых дере-

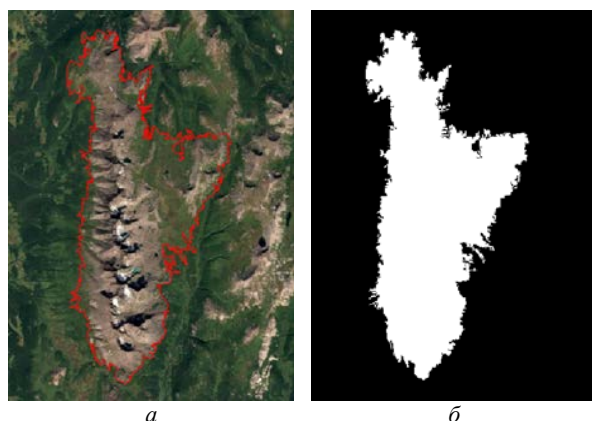


Рис. 1. Пример экспертной оценки границы между горной тундрой и сомкнутым лесом: *a* – замкнутая граница; *б* – бинарная маска

Fig. 1. Example of expert assessment of the boundary between mountain tundra and dense forest: *a* – closed boundary; *б* – binary mask

вьями, лесные участки, как правило, темнее большинства других покрытых растительностью поверхностей. Если на изображении присутствует значительное количество лесных участков, они образуют пик на гистограммах некоторых спектральных полос [15]. При этом нелесные темные участки могут быть идентифицированы и замаскированы с помощью NDVI. Поэтому полученные ранее композиты изображений SR были разбиты на квадратные блоки со стороной 200 пикселей, после чего в каждом блоке рассчитывались гистограммы спектральной полосы G и NDVI. Множество пикселей, которые относятся к лесопокрытой площади, было выделено по порогам, значения которых соответствовали значениям пика частоты на рассчитанных гистограммах. Выбирались пиксели, которые оказывались выше установленного порога NDVI и ниже установленного порога G. На рис. 2 приведен пример скорректированной в результате описанной пороговой обработки бинарной маски поверх карты. Блоки, которые имели медианное значение NDVI ниже 0,8, исключались. Площади, которые соответствуют этим блокам, менее чем на половину покрыты густой растительностью, и пиковые значения частоты на гистограммах для них с большой вероятностью будут обусловлены не лесным пологом. В полученной маске нулевые значения отмечают сомкнутые лесные массивы, единичные значения отмечают горную тундру и непокрытые лесом и травянистой растительностью площади.



Рис. 2. Пример скорректированной бинарной маски

Fig. 2. Example of corrected binary mask

Картирование многолетних изменений лесного покрова включало два этапа: классификацию пикселей композитов скорректированных изображений TOA на относящиеся и не относящиеся к лесопокрытой площади классы и регрессионный анализ результатов классификации (временных рядов решающей статистики).

Спектральные полосы B, G, R имеют высокую взаимную корреляцию, как и спектральные полосы SWIR1, SWIR2. Поэтому классификация выполнялась по спектральным полосам R, NIR и SWIR1. Спектральная полоса R была выбрана, так как среди полос B, G, R она меньше других подвержена атмосферным эффектам благодаря большим длинам электромагнитных волн. Спектральная полоса SWIR2 имеет высокую корреляцию со спектральной полосой R, поэтому использовалась полоса SWIR1. Скорректированные бинарные маски (всего 6 масок с 2019 по 2024 гг.) использовались как обучающие метки классов для модели логистической регрессии. Полученный линейный двухклассовый классификатор был применен к пикселям композитов скорректированных изображений TOA. В результате был получен временной ряд решающей статистики с 1987 по 2024 гг. Качество классификации оценивалось по степени пересечения между предсказанными метками классов и обучающими метками. Предсказанные метки классов формировались

как результат бинаризации решающей статистики по порогу 0.5. Для этого использовалась метрика Intersection over Union (IoU):

$$\text{IoU} = \frac{P \cap GT}{P \cup GT} = \frac{TP}{TP + FP + FN},$$

где P – предсказанные метки классов (Predicted); GT – обучающие метки классов (Ground Truth); TP – правильное обнаружение (True Positive); FP – ложное обнаружение (False Positive); FN – ложное необнаружение (False Negative). IoU составил 0.894 для обучающих меток, площадь под ROC-кривой составила 0.975. Тени, отбрасываемые горными вершинами, отмечались классификатором как лесопокрываемая площадь; эти тени были замаскированы как обла-

сти с низким NDVI, который не зависит от уровня освещения благодаря нормировке [11].

Регрессионный анализ заключался в применении линейной регрессии к временным рядам решающей статистики отдельно для каждого пиксела.

Результаты. На рис. 3 приведена визуализация линейной регрессии полученного временного ряда. Зеленый цвет на визуализации пропорционален среднему значению линии регрессии, красный цвет – отрицательной производной, синий – положительной производной. Приведенная визуализация является картой многолетнего прироста (синий цвет) и потери (красный цвет) леса с 1987 по 2024 гг. Экстраполированный до 1960 г. по полученной ре-

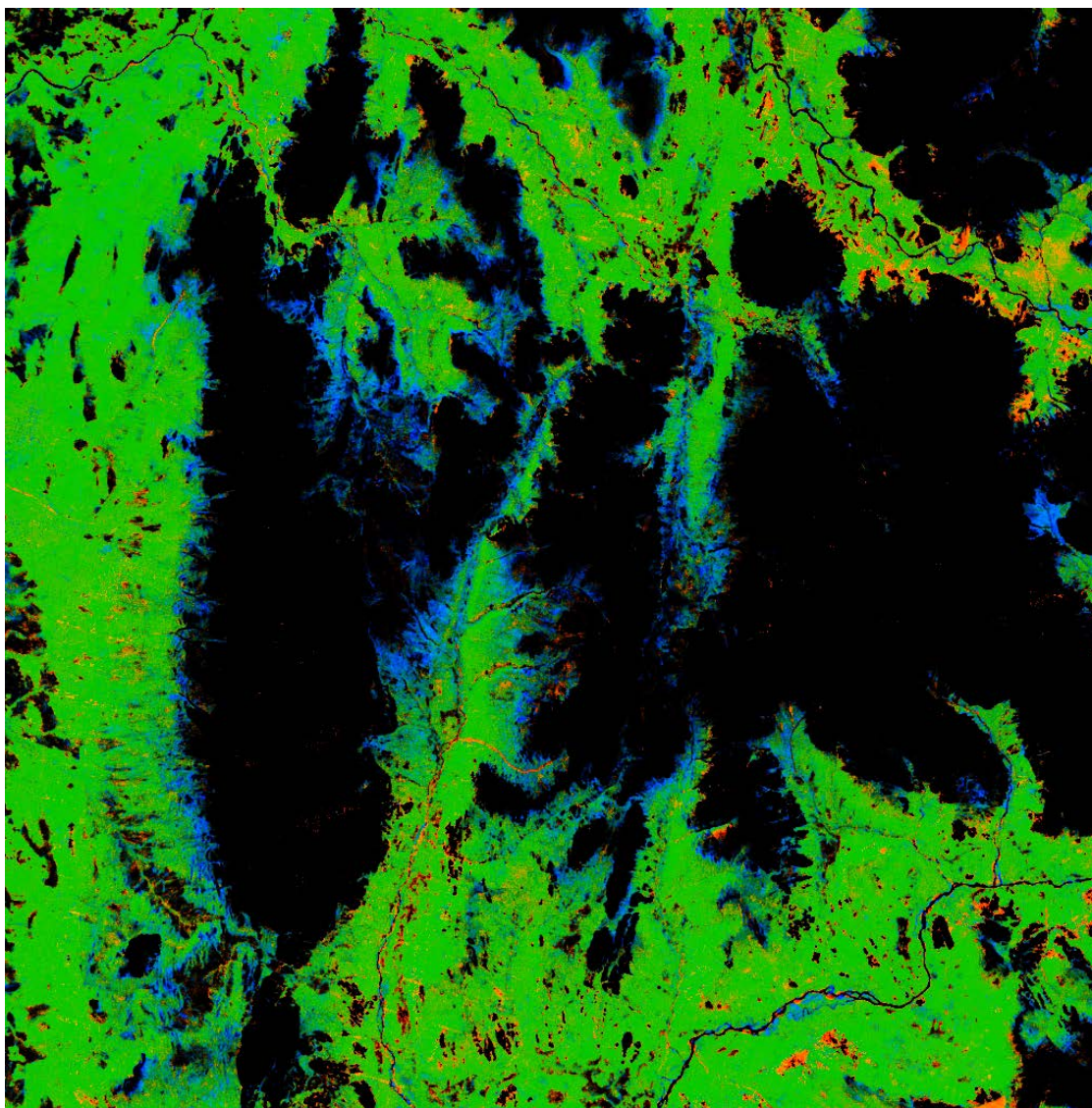


Рис. 3. Визуализация линейной регрессии временного ряда решающей статистики

Fig. 3. Visualization of linear regression of a statistical time series

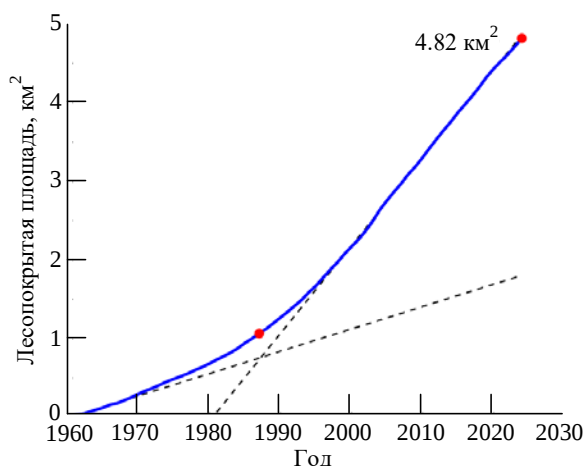


Рис. 4. Зависимость площади продвижения леса от времени

Fig. 4. Dependence of treeline transition on time

грессии и бинаризованный по порогу 0.5 временной ряд решающей статистики позволяет получить оценку общей площади продвижения леса в 4.82 км^2 для исследованной экспертами окрестности хребта Сабля.

На рис. 4 приведен график зависимости площади продвижения леса от времени, красными точками отмечены начало и окончание использованных спутниковых наблюдений (1987 и 2024 гг.). С 1995 по 2024 гг. зависимость имеет линейный характер, с 1970 по 1995 гг. продвижение леса шло с ускорением, до 1970 г. характер зависимости линейный. Штриховыми линиями на графике приведена аппроксимация линейных участков.

Заключение. В представленном исследовании была выполнена апробация картирования многолетних изменений лесного покрова по мультиспектральным изображениям спутников Landsat 4–9 и экспертным оценкам границ экологических зон на примере горной экосистемы хребта Сабля. В результате по полученным временным рядам решающей статистики с 1987 по 2024 гг. была создана карта прироста и потери леса. На созданной карте видно, что прирост леса сосредоточен в окрестности гор, что является ожидаемым сдвигом верхней границы леса на фоне наблюдаемых изменений климата. Также можно наблюдать и некоторые потери леса, однако они распределены в зоне анализа намного более случайно и равномерно. Количественная оценка общей площади продвижения леса по экстраполированным временным рядам решающей статистики в окрестности хребта Сабля со-

ставляет 4.82 км^2 с 1960 по 2024 гг. Экспертная оценка общей площади продвижения леса за тот же период и в той же окрестности составляет 5.6 км^2 . Полученные результаты можно считать согласующимися, так как возможность различения какой-либо площади по спутниковым данным ограничена пространственной разрешающей способностью, которая для спутников Landsat 4–9 составляет 30 м, и в то же время около 30 % площади продвижения, зафиксированной экспертами, представляет собой сдвиги на расстояние, которое меньше указанной разрешающей способности. Зависимость площади продвижения леса от времени имеет перегиб на временном промежутке с 1970 по 1995 гг. Такое временное положение перегиба согласуется с данными климатического метаанализа, который указывает, что в конце 1980-х гг. произошел значимый перелом динамики температурного тренда [16].

Использование платформы GEE позволило перенести самые ресурсоемкие операции на сторону серверов Google, где большие объемы многолетних данных дистанционного зондирования быстро и эффективно сокращаются до компактных временных рядов, состоящих из сезонных композитов, которые можно легко выгрузить и обработать локально. Такая организация анализа не только снимает различные затруднения, связанные с локальной обработкой больших данных, но и значительно упрощает и ускоряет проведение экспериментов в других зонах.

Полученные результаты в дальнейшем можно использовать как основу для более сложного математического моделирования процессов изменения и смещения лесного покрова. Например, более эффективным подходом с точки зрения оценки временной динамики площади продвижения леса может быть кусочно-линейная аппроксимация временных рядов решающей статистики. Ярким примером эффективности такого подхода является алгоритм временной сегментации LandTrendr [7]. При проведении анализа в областях с более благоприятным для растительности климатом, чем в высокогорьях Приполярного Урала, и в областях, которые подвергались пожарам или антропогенному влиянию, кусочно-линейная аппроксимация позволяет учитывать резкие и нелинейные временные изменения лесного покрова. Также перспективным выглядит использование методов оп-

тического потока при моделировании, которые могут позволить построить прогностическую модель движения верхней границы леса.

Таким образом, представленный способ картирования может быть адаптирован и к другим областям анализа, для которых доступны экспертные оценки пространственно-временного положения верхней границы леса. В будущем планируется включение в анализ большего числа

экспертных оценок разнообразных экологических зон в различных широтах для создания глобальных и обобщенных моделей многолетней реакции растительного покрова на изменения климата. Основным преимуществом таких моделей будет опора на экспертные оценки и наземные наблюдения, поэтому в будущем планируется использовать только вручную созданные обучающие метки классов для всех экологических зон.

Авторский вклад

Басманов Александр Андреевич – разработка способа картирования; обработка мультиспектральных данных; визуализация полученных результатов.

Богачев Михаил Игоревич – разработка концепции исследований и интерпретация результатов.

Григорьев Андрей Андреевич – предоставление данных о пространственно-временном положении верхней границы леса.

Шалаумова Юлия Валерьевна – геопривязка аэрофотоснимков и спутниковых изображений к цифровой модели рельефа.

Обухова Наталия Александровна – разработка концепции исследований.

Ложкин Григорий Иванович – интерпретация результатов.

Тишин Денис Владимирович – предоставление экспертных оценок.

Author's contribution

Alexander A. Basmanov, development of the method; multispectral data processing; visualization of the obtained results.

Mikhail I. Bogachev, development of the research concept and interpretation of the results.

Andrey A. Grigoriev, provision of data on the spatio-temporal position of timberline.

Yulia V. Shalaumova, georeferencing of aerial photographs and satellite images to a digital elevation model.

Nataliia A. Obukhova, development of the research concept.

Gregory I. Lozhkin, interpretation of the results.

Denis V. Tishin, provision of expert assessments.

Список литературы

1. Hansson A., Dargusch P., Shulmeister J. A review of modern treeline migration, the factors controlling it and the implications for carbon storage // J. of Mountain Science. 2021. Vol. 18. P. 291–306.
doi: 10.1007/s11629-020-6221-1

2. A shift in transitional forests of the North American boreal will persist through 2100 / P. Montesano, M. Frost, J. Li, M. Carroll, C. Neigh, M. Macander, J. Sexton, G. Frost // Communications Earth & Environment. 2024. Vol. 5, № 1. Art. № 290.
doi: 10.1038/s43247-024-01454-z

3. Горчаковский П. Л., Шиятов С. Г. Фитоиндикация условий среды и природных процессов в высокогорьях / отв. ред. И. К. Киришин. М.: Наука, 1985. 209 с.

4. Are treelines advancing? A global meta-analysis of treeline response to climate warming / M. A. Harsch, P. E. Hulme, M. S. McGlone, R. P. Duncan // Ecology Let. 2009. Vol. 12, № 10. P. 1040–1049.
doi: 10.1111/j.1461-0248.2009.01355.x

5. Forest Monitoring Using Landsat Time Series Data: A Review / A. Banskota, N. Kayastha, M. J. Falkowski, M. A. Wulder, R. E. Froese, J. C. White // Canadian J. of Remote Sensing. 2014. Vol. 40, № 5. P. 362–384.
doi: 10.1080/07038992.2014.987376

6. A Systematic Review of Landsat Data for Change Detection Applications: 50 Years of Monitoring the Earth /

M. Hemati, M. Hasanlou, M. Mahdianpari, F. Mohammadimanesh // Remote Sensing. 2021. Vol. 13, № 15. Art. № 2869. P. 1–33.
doi: 10.3390/rs13152869

7. Kennedy R. E., Yang Z., Cohen W. B. Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1. LandTrendr – Temporal segmentation algorithms // Remote Sensing of Environment. 2010. Vol. 114, № 12. P. 2897–2910.
doi: 10.1016/j.rse.2010.07.008

8. Zhu Z., Woodcock C. E. Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data // Remote Sensing of Environment. 2014. Vol. 144. P. 152–171.
doi: 10.1016/j.rse.2014.01.011

9. An automated approach for reconstructing recent forest disturbance history using dense Landsat time series stacks / C. Huang, S. N. Goward, J. G. Masek, N. Thomas, Z. Zhu, J. E. Vogelmann // Remote Sensing of Environment. 2010. Vol. 114, № 1. P. 183–198.
doi: 10.1016/j.rse.2009.08.017

10. The 50-year Landsat collection 2 archive / C. J. Crawford, D. P. Roy, S. Arab, C. Barnes, E. Vermote, G. Hulley, A. Gerace, M. Choate, C. Engebretson, E. Micijevic, G. Schmidt, C. Anderson, M. Anderson, M. Bouchard, B. Cook, R. Dittmeier, D. Howard,

C. Jenkerson, M. Kim, T. Kleyians, T. Maersperger, C. Mueller, C. Neigh, L. Owen, B. Page, N. Pahlevan, R. Rengarajan, J.-C. Roger, K. Sayler, P. Scaramuzza, S. Skakun, L. Yan, H. K. Zhang, Z. Zhu, S. Zahn // Science of Remote Sensing. 2023. Vol. 8. Art. № 100103. doi: 10.1016/j.srs.2023.100103

11. A survival guide to Landsat preprocessing / N. Young, R. Anderson, S. Chignell, A. Vorster, R. Lawrence, P. Evangelista // Ecology. 2017. Vol. 98, № 4. P. 920–932. doi: 10.1002/ecy.1730

12. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone / N. Gorelick, M. Hancher, M. Dixon, S. Ilyushchenko, D. Thau, R. Moore // Remote Sensing of Environment. 2017. Vol. 202. P. 18–27. doi: 10.1016/j.rse.2017.06.031

13. Radiometric correction of multi-temporal Landsat data for characterization of early successional forest patterns in western Oregon / T. Schroeder, W. Cohen, C. Song, M. Canty, Z. Yang // Remote Sensing of Environment. 2006. Vol. 103, № 1. P. 16–26. doi: 10.1016/j.rse.2006.03.008

14. Radiometric Normalization of Temporal Images Combining Automatic Detection of Pseudo-Invariant Fea-

tures from the Distance and Similarity Spectral Measures, Density Scatterplot Analysis, and Robust Regression / O. A. De Carvalho, R. F. Guimarães, N. C. Silva, A. R. Gillespie, R. A. T. Gomes, C. R. Silva, A. P. F. De Carvalho // Remote Sensing. 2013. Vol. 5, № 6. P. 2763–2794. doi: 10.3390/rs5062763

15. Use of a dark object concept and support vector machines to automate forest cover change analysis / C. Huang, K. Song, S. Kim, J. R. G. Townshend, P. Davis, J. G. Masek, S. N. Goward // Remote Sensing of Environment. 2008. Vol. 112, № 3. P. 970–985. doi: 10.1016/j.rse.2007.07.023

16. Global impacts of the 1980s regime shift / P. C. Reid, R. E. Hari, G. Beaugrand, D. M. Livingstone, C. Marty, D. Straile, J. Barichivich, E. Gobeirville, R. Adrian, Y. Aono, R. Brown, J. Foster, P. Groisman, P. Hélaouët, H.-H. Hsu, R. Kirby, J. Knight, A. Kraberg, J. Li, T.-T. Lo, R. B. Myneni, R. P. North, J. A. Pounds, T. Sparks, R. Stübi, Y. Tian, K. H. Wiltshire, D. Xiao, Z. Zhu // Global Change Biology. 2016. Vol. 22, № 2. P. 682–703. doi: 10.1111/gcb.13106

Информация об авторах

Басманов Александр Андреевич – магистр по направлению "Радиотехника" (2025, Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина)), инженер кафедры радиотехнических систем Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина). Автор двух научных публикаций. Сфера научных интересов – телевидение и видеотехника; машинное обучение.

Адрес: Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина), ул. Профессора Попова, д. 5 Ф, Санкт-Петербург, 197022, Россия

E-mail: alex.basmanov00@gmail.com

<https://orcid.org/0009-0009-8063-7987>

Богачев Михаил Игоревич – доктор технических наук (2018), доцент (2011) кафедры радиотехнических систем Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина). Автор 257 научных работ. Сфера научных интересов – статистический анализ данных; математическое моделирование.

Адрес: Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина), ул. Профессора Попова, д. 5 Ф, Санкт-Петербург, 197022, Россия

E-mail: rogex@yandex.com

<https://orcid.org/0000-0002-0356-5651>

Григорьев Андрей Андреевич – кандидат сельскохозяйственных наук (2011), старший научный сотрудник лаборатории геоинформационных технологий Института экологии растений и животных Уральского отделения Российской академии наук. Автор 30 научных работ. Сфера научных интересов – дендрэкология; динамика высокогорных экосистем; жизнь древесной и кустарниковой растительности в экстремальных условиях произрастания.

Адрес: Институт экологии растений и животных Уральского отделения Российской академии наук, ул. 8 Марта, д. 202, Екатеринбург, 620144, Россия

E-mail: grigoriev.a.a@ipae.uran.ru

<https://orcid.org/0000-0002-7446-0654>

Шалаумова Юлия Валерьевна – кандидат технических наук (2013), старший научный сотрудник лаборатории геоинформационных технологий Института экологии растений и животных Уральского отделения Российской академии наук. Автор 53 научных работ. Сфера научных интересов – геоинформационные системы; динамика высокогорных экосистем.

Адрес: Институт экологии растений и животных Уральского отделения Российской академии наук, ул. 8 Марта, д. 202, Екатеринбург, 620144, Россия

E-mail: jvshalaumova@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0002-0173-6293>

Обухова Наталия Александровна – доктор технических наук (2009), профессор (2024), декан факультета радиотехники и телекоммуникаций, зав. кафедрой телевидения и видеотехники Санкт-Петербургского государственного

электротехнического университета "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина). Автор 150 научных работ. Сфера научных интересов – цифровая обработка изображений; машинное обучение; видеоаналитика и системы технического зрения. Адрес: Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина), ул. Профессора Попова, д. 5 Ф, Санкт-Петербург, 197022, Россия
E-mail: naobukhova@etu.ru
<https://orcid.org/0000-0003-1953-2085>

Ложкин Григорий Иванович – аспирант по специальности экология (2022, Казанский (Приволжский) федеральный университет), ассистент кафедры моделирования экосистем Института экологии, биотехнологии и природопользования Казанского (Приволжского) федерального университета. Инженер-исследователь лаборатории дендрохронологии Института географии Российской академии наук. Автор двух научных публикаций. Сфера научных интересов – дендроэкология; математическое моделирование. Адрес: Казанский (Приволжский) федеральный университет, ул. Кремлевская, д. 18, Казань, 420008, Россия
E-mail: lozhkin.grig@gmail.com
<https://orcid.org/0009-0004-0962-3658>

Тишин Денис Владимирович – кандидат биологических наук (2006), доцент (2011) кафедры общей экологии Института экологии, биотехнологии и природопользования Казанского (Приволжского) федерального университета. Автор 32 научных работ. Сфера научных интересов – дендроклиматология; фенология дендроэкология. Адрес: Казанский (Приволжский) федеральный университет, ул. Кремлевская, д. 18, Казань, 420008, Россия
E-mail: denroecology@gmail.com
<http://orcid.org/0000-0002-4790-2840>

References

1. Hansson A., Dargusch P., Shulmeister J. A Review of Modern Treeline Migration, the Factors Controlling It and the Implications for Carbon Storage. *J. of Mountain Science*. 2021, vol. 18, pp. 291–306. doi: 10.1007/s11629-020-6221-1
2. Montesano P., Frost M., Li J., Carroll M., Neigh C., Macander M., Sexton J., Frost G. A Shift in Transitional Forests of the North American Boreal Will Persist Through 2100. *Communications Earth & Environment*. 2024, vol. 5, no. 1, art. no. 290. doi: 10.1038/s43247-024-01454-z
3. Gorchakovskiy P. L., Shiyatov S. G. *Fitoindikatsiya usloviy sredy i prirodnikh protsessov v vysokogor'yakh* [Phytoindication of Environmental Conditions and Natural Processes in the Highlands]. Moscow, *Nauka*, 1985, 208 p. (In Russ.)
4. Harsch M. A., Hulme P. E., McGlone M. S., Duncan R. P. Are Treelines Advancing? A Global Meta-Analysis of Treeline Response to Climate Warming. *Ecology Let.* 2009, vol. 12, no. 10, pp. 1040–1049. doi: 10.1111/j.1461-0248.2009.01355.x
5. Banskota A., Kayastha N., Falkowski M. J., Wulder M. A., Froese R. E., White J. C. Forest Monitoring Using Landsat Time Series Data: A Review. *Canadian J. of Remote Sensing*. 2014, vol. 40, no. 5, pp. 362–384. doi: 10.1080/07038992.2014.987376
6. Hemati M., Hasanlou M., Mahdianpari M., Mohamadianesh F. A Systematic Review of Landsat Data for Change Detection Applications: 50 Years of Monitoring the Earth. *Remote Sensing*. 2021, vol. 13, no. 15, art. no. 2869. doi: 10.3390/rs13152869
7. Kennedy R. E., Yang Z., Cohen W. B. Detecting Trends in Forest Disturbance and Recovery Using Yearly Landsat Time Series: 1. LandTrendr – Temporal segmentation algorithms. *Remote Sensing of Environment*. 2010, vol. 114, no. 12, pp. 2897–2910. doi: 10.1016/j.rse.2010.07.008
8. Zhu Z., Woodcock C. E. Continuous Change Detection and Classification of Land Cover Using All Available Landsat Data. *Remote Sensing of Environment*. 2014, vol. 144, pp. 152–171. doi: 10.1016/j.rse.2014.01.011
9. Huang C., Goward S. N., Masek J. G., Thomas N., Zhu Z., Vogelmann J. E. An Automated Approach for Reconstructing Recent Forest Disturbance History Using Dense Landsat Time Series Stacks. *Remote Sensing of Environment*. 2010, vol. 114, no. 1, pp. 183–198. doi: 10.1016/j.rse.2009.08.017
10. Crawford C. J., Roy D. P., Arab S., Barnes C., Vermote E., Hulley G., Gerace A., Choate M., Engbreton C., Micijevic E., Schmidt G., Anderson C., Anderson M., Bouchard M., Cook B., Dittmeier R., Howard D., Jenkerson C., Kim M., Kleyans T., Maiersperger T., Mueller C., Neigh C., Owen L., Page B., Palleavan N., Rengarajan R., Roger J.-C., Sayler K., Scaramuzza P., Skakun S., Yan L., Zhang H. K., Zhu Z., Zahn S. The 50-Year Landsat Collection 2 Archive. *Science of Remote Sensing*. 2023, vol. 8, art. no. 100103. doi: 10.1016/j.srs.2023.100103
11. Young N., Anderson R., Chignell S., Vorster A., Lawrence R., Evangelista P. A survival Guide to Landsat Preprocessing. *Ecology*. 2017, vol. 98, pp. 920–932. doi: 10.1002/ecy.1730
12. Gorelick N., Hancher M., Dixon M., Ilyushchenko S., Thau D., Moore R. Google Earth Engine: Planetary-Scale Geospatial Analysis for Everyone. *Remote Sensing of Environment*. 2017, vol. 202, pp. 18–27. doi: 10.1016/j.rse.2017.06.031
13. Schroeder T., Cohen W., Song C., Canty M., Yang Z. Radiometric Correction of Multi-Temporal Landsat Data for Characterization of Early Successional Forest Patterns in Western Oregon. *Remote Sensing of Environment*. 2006, vol. 103, pp. 16–26. doi: 10.1016/j.rse.2006.03.008
14. De Carvalho O. A., Guimarães R. F., Silva N. C., Gillespie A. R., Gomes R. A. T., Silva C. R., De Carvalho A. P. F. Radiometric Normalization of Temporal Images Combining Automatic Detection of Pseudo-Invariant Features.

tures from the Distance and Similarity Spectral Measures, Density Scatterplot Analysis, and Robust Regression. Remote Sensing. 2013, vol. 5, no. 6, pp. 2763–2794. doi: 10.3390/rs5062763

15. Huang C., Song K., Kim S., Townshend J. R. G., Davis P., Masek J. G., Goward S. N. Use of a Dark Object Concept and Support Vector Machines to Automate Forest Cover Change Analysis. Remote Sensing of Environment. 2008, vol. 112, no. 3, pp. 970–985. doi: 10.1016/j.rse.2007.07.023

16. Reid P. C., Hari R. E., Beaugrand G., Livingstone D. M., Marty C., Straile D., Barichivich J., Gobeuvre E., Adrian R., Aono Y., Brown R., Foster J., Groisman P., Hélaouët P., Hsu H.-H., Kirby R., Knight J., Kraberg A., Li J., Lo T.-T., Myneni R. B., North R. P., Pounds J. A., Sparks T., Stubi R., Tian Y., Wiltshire K. H., Xiao D., Zhu Z. Global Impacts of the 1980s Regime Shift. Global Change Biology. 2016, vol. 22, no. 2, pp. 682–703. doi: 10.1111/gcb.13106

Information about the authors

Alexander A. Basmanov, Master's degree in Radio Engineering (2025, Saint Petersburg Electrotechnical University), Engineer of the Department of Radio Engineering Systems of Saint Petersburg Electrotechnical University. The author of 2 scientific publications. Area of expertise: television and video systems; machine learning. Address: Saint Petersburg Electrotechnical University, 5 F, Professor Popov St., St Petersburg 197022, Russia E-mail: alex.basmanov00@gmail.com https://orcid.org/0009-0009-8063-7987

Mikhail I. Bogachev, Dr Sci. (Eng.) (2018), Associate Professor (2011) of the Department of Radio Engineering Systems, Chief Researcher of the Scientific and Educational Center "Digital Telecommunication Technologies" of Saint Petersburg Electrotechnical University. The author of 257 scientific publications. Area of expertise: statistical data analysis; mathematical modeling. Address: Saint Petersburg Electrotechnical University, 5 F, Professor Popov St., St Petersburg 197022, Russia E-mail: rogey@yandex.com https://orcid.org/0000-0002-0356-5651

Andrey A. Grigoriev, Cand. Sci. (Agricultural) (2011), Senior Researcher at the Laboratory of Geoinformation Technologies of Institute of Plant and Animal Ecology of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences. The author of 30 scientific publications. Area of expertise: dendroecology; dynamics of high-altitude ecosystems; life of tree and shrub vegetation in extreme growing conditions. Address: Institute of Plant and Animal Ecology of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences, 202, 8th March St., Ekaterinburg 620144, Russia E-mail: grigoriev.a.a@ipae.uran.ru https://orcid.org/0000-0002-7446-0654

Yulia V. Shalaumova, Cand. Sci. (Eng.) (2013), Senior Researcher at the Laboratory of Geoinformation Technologies of Institute of Plant and Animal Ecology of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences. The author of 53 scientific publications. Area of expertise: geoinformation systems; dynamics of high-altitude ecosystems. Address: Institute of Plant and Animal Ecology of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences, 202, 8th March St., Ekaterinburg 620144, Russia E-mail: jvshalaumova@gmail.com https://orcid.org/0000-0002-0173-6293

Nataliia A. Obukhova, Dr Sci. (Eng.) (2009), Professor (2024), Dean of Faculty of Radio Engineering and Telecommunications, Head of Television and Video Equipment Department of Saint Petersburg Electrotechnical University. The author of 150 scientific publications. Area of expertise: digital image processing; machine learning; video analytics and computer vision. Address: Saint Petersburg Electrotechnical University, 5 F, Professor Popov St., St Petersburg 197022, Russia E-mail: naobukhova@etu.ru https://orcid.org/0000-0003-1953-2085

Grigory I. Lozhkin, Postgraduate student in ecology (2022, Kazan (Volga Region) Federal University), assistant of the Department of Ecosystem Modeling of the Institute of Ecology, Biotechnology and Nature Management of Kazan (Volga region) Federal University. Research engineer of the dendrochronology laboratory of the Institute of Geography of the Russian Academy of Sciences. The author of 2 scientific publications. Area of expertise: dendroecology; mathematical modeling. Address: Kazan (Volga region) Federal University, 18, Kremlevskaya St., Kazan 420008, Russia E-mail: lozhkin.grig@gmail.com https://orcid.org/0009-0004-0962-3658

Denis V. Tishin, Cand. Sci. (Eng.) (2006), Associate Professor (2011) of the Department of General Ecology of the Institute of Ecology, Biotechnology and Nature Management of Kazan (Volga region) Federal University. The author of 32 scientific publications. Area of expertise: dendroclimatology; phenology; dendroecology. Address: Kazan (Volga region) Federal University, 18, Kremlevskaya St., Kazan 420008, Russia E-mail: denroecology@gmail.com http://orcid.org/0000-0002-4790-2840